UDC 629.735.33.02.017.1:004.032.26

doi: 10.32620/aktt.2021.4sup2.13

N. BOURAOU¹, S. YUTSKEVYCH², A. KOMPANETS²

¹National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute", Kyiv ²National Aviation University, Kyiv, Ukraine

APPLICATIONS OF NEURAL NETWORKS FOR CRACK INITIATION AND PROPAGATION MONITORING IN AIRCRAFT STRUCTURES

Timely detection of fatigue cracks on aircraft structural elements is the main task in damage tolerance principle approach. In this regard, much attention in aviation is paid to the methods of non-destructive testing which requires special equipment with the involvement of highly qualified personnel. Nowadays we can see that technologies that can learn to identify defects are preferred to simplify the gap process and minimize human factor errors. A self-learning technology is incorporated in the crack detection program. This makes it possible to increase the sensitivity of defects in the mode of the used technically false equipment. Unlike the detection methods of other machine learning detection systems, the system developed in this paper can also measure the cracks without the use of sophisticated sensors. However, the proposed system requires a photo-capturing device. Compared to similar visual systems, the developed system can work with very noisy images and detect cracks up to 0.3 mm. To do this, the webcam from the mid-range segment with 1920×1080 resolutions is used, that makes such technology easy to access. All modifications in the design of the camera scheme were associated with a change in the focal length, implemented by shifting the lens relative to the matrix. It allows the camera to focus on close distance less than 50 cm. For the fatigue tests compact specimens of duralumin alloy D16T with edge stress concentrator were used. The specimens were cycle tested by cantilever banding with stress ratio R=-1. Loading bogie apply force to specimens in direction normal to specimen surface. A loading value depends on the length of the loading crank and can be adjusted if needed. To measure cracks in the processed images, a visual control program on a convolutional neural network and a sliding window algorithm were used. About 4,000 images were used to train the algorithm. The sliding window algorithm analyzes small images sequentially. One by one, image regions were selected and monitored for cracks using a convolutional neural network. Areas with detected cracks are memorized by the sliding window algorithm.

Keywords: fatigue; crack; non-destructive testing methods; neural networks.

Introduction

Currently we can see an increasing interest in using neural networks to process various operational data in aviation field and, especially for the aircraft structures that are designed according damage tolerance pricniple. The main task of such directions could be subdivided in two categories:

1. Prediction of the events that are based on the big data analysis. In case of aircraft structure it could be a fleet operational management with level corrosion taking into account. The control by scheduled inspections implemented at a fixed threshold and performed at fixed intervals, which are from time to time adjusted depending on the severity of corrosion found during previous inspections. For such analysis information about temperature, rainfall, de-icing agents, corrosion-critical pollutants, maintenance, repairs, and events are used [1].

2. Recognition of hidden or poorly detected defects and failures on the aircraft. Typically visual inspections and non-destructive testing (NDT) are key methods to detect damage of aircraft structure. Those tasks could be simple visual detecting or by evaluating pictures by using complex NDT tools: X-rays, 3D topography, ultrasonic, thermography etc. Modern technologies give us possibility to collect and precede information in digital form that simplifies detection of damages [1].

The approaches described above can be classified as tools for diagnostics and control of the technical condition during maintenance of an aircraft structure.

And as all maintenance tools and test equipment they must be verified to ensure serviceability and accuracy.

In this article the principle of data proceeding for fatigue crack detection as a first step of maintenance tool verification is discussed.

1. Problem statement

Most of the studies related to the detection of cracks using neural networks were carried out using quite sophisticated equipment and techniques: ultrasonic signals, laser scanners, thermography, X-rays, etc [2-6]. Also it should be noted that in most studies the crack is monitored on a static specimen that is not subjected to cyclic loading [7, 8].

This work uses simple devices such as a digital webcam. In addition, the specimens are monitored dur-

ing cyclic loading, which makes it possible to control the stage of crack initiation and propagation.

2. Research methods

For the crack monitoring the specimens from the alloy D16T were used. To localize the area of fatigue crack initiation stress concentrator was made in the form of a lateral half-hole in the specimen (Fig. 1).



Fig. 1. Geometry of specimen

The specimens were cycle tested by cantilever banding with stress ratio R=-1. Loading bogie apply force to specimens in direction normal to specimen surface.

A loading value depends on the length of the loading crank and can be adjusted if needed. However, loading value can be rigidly fixed and in case of specimen replacement loading would be exactly the same and this allows testing all specimens under constant amplitude loading.



Fig. 2. General view of fatigue test machine:
1 - specimen; 2 - loading bogie; 3 - rod; 4 - crank;
5 - electrical motor; 6 - cycle counter; 7 - electrical control unit; 8 - web-camera; 9 - computer

To monitor crack and capture crack propagation a wide used commercial web-camera was installed near the specimen. Also it was developed the program which sends signals to the camera with desired time interval to make a picture of the specimen surface. The rate of monitoring was chosen one picture per 40 seconds as appropriate capturing frequency and with 24 Hz loading frequency that corresponds to one picture each 960 loading cycles.

As the aim of the work was to monitor crack propagation along all width of specimen there was a necessity to capture both small sized cracks and maximum size cracks which cause fracture. To do this, considering camera lens angle, it was found that the optimal distance of the camera location from the specimen surface is about 50 mm. The web-camera has a resolution of 1920x1080 which intended to capture objects about 50 cm away from it (normally a human face in front of a computer is determined by this distance). But due to this it was not able to focus on the required distance of 50 mm which was found to be optimal for crack monitoring test. Fig. 3 shows a scheme of the camera optical modification which allows the camera to focus on close distance.

Next task of the research was connected with development if a special algorithm for captured image preprocessing in order to make crack detection on the 2D images better.

The images were captured from the specimens under cycling loading during fatigue tests that lead to the vibrations. In this regard the first step of preprocess technique is image alignment during which all images from the test sequence align one with another and in such a way to discard effects of specimen movement relative to the camera. More importantly, it allows assuming that each pixel captures a single point on the specimen during the whole test.

Due to cantilever loading crack on the surface of the specimen which is under tension could be viewed as opened and on image it may seem to be larger than the same crack during an opposite cycle part when the surface is under compression.



Fig. 3. Schemes: a) of camera for close object capturing in initial position of matrix relative to lens; b) with close object and c) new position of matrix relative to lens

After that, the developed technique defines how pixel intensity changes with time during the test. Such a dynamical approach consists in the following equation:

$$\eta_{ij} = \frac{(A_{ij} - \overline{A})(B_{ij} - \overline{B})}{\left(\frac{1}{nm}\sum_{i=0}^{n-1}\sum_{j=0}^{n-1}(A_{ij} - \overline{A})^2\right)^{1/2} \left(\frac{1}{nm}\sum_{i=0}^{n-1}\sum_{j=0}^{n-1}(B_{ij} - \overline{B})^2\right)^{1/2}},$$

where i, j - coordinate on image, pixel,

n, m - size of image,

 A_{ij} – intensity of pixel i,j at time moment t₁,

 B_{ij} – intensity of pixel i,j at time moment t₂,

A - mean value of all pixels at time t_1 ,

 \overline{B} – mean value of all pixels at time t₂.

It takes two images. One image represents initial statement of the specimen at the beginning of test at a tome t_1 and other image represents the specimen surface at a time t_2 .

Last step of the technique combines images from different time steps as color channels of the new image.

3. Results and discussions

Resulting images and initial specimen photos are presented on Fig. 4. Last images have highlighted cracks and this is a significant advantage for human analyzing and verification as well as for computer vision program measurements.

In order to measure crack length on processed images, a computer vision program was developed on the basis of a convolution neural network and a sliding window algorithm. Sliding window algorithm sequentially analyzes small areas of image [9].

One by one, regions of images are picked up and monitored for crack by a convolutional neural network (CNN). Areas with detected crack are remembered by the sliding window algorithm and at the end of system operation they are combined and displayed to mark crack on full image.



Fig. 4. Images of fatigue crack propagation for photo (a) and transform images (b)

CNN is a neural network with architecture which was developed specifically for images analyzing. CNN consists of convolutional and polling layers which reduce the number of network weights in comparison to conventional artificial neural networks. CNN architecture also tends to better recognize spatial patterns of images.

Developed CNN has architecture which contains five convolution layers and the same amount of Max-Pooling layers. Few fully connected layers convert to give final output. To make a training data set, from preprocessed images were cutted out small regions similar to the chosen by sliding window algorithm.

To train CNN an ADAM [10] algorithm was used and about 4,000 images. Fig. 5 shows how the system works and how it performs crack measuring.



Fig. 5. Example of: a – highlight crack; b – detected by computer vision program region

Summary

The developed system was applied to measure crack propagation during fatigue tets. It decreases time and efforts needed to measure crack propagation and simplify test data post processing. However, it still requires some manual setup and cannot be called fully automatic because of the necessity of sliding window algorithm parameters tuning.

In contrast to many other machine learning based systems for damage detection, system developed in this work can accurately detect and measure crack with out numerous sensors. However, it requires photo capturing device and able to detect only surface damage. Comparing to analogues visual based system, the system that is represented in this article can deal with very noise images and small cracks up to 0.3 mm.

References (GOST 7.1:2006)

1. A deliverable of the EASA AI Roadmap. EASA Concept Paper: First usable guidance for Level 1 machine learning applications [Electronic source references]. – EASA. – 2021. – 145 p. - Access: https://www.easa.europa.eu/easa-concept-paper-firstusable-guidance-level-1-machine-learningapplications-proposed-issue-01pdf – 15.03.2021.

2. Sahoo, Ajit K. Estimating crack size and location in a steel plate using ultrasonic signals and CFBP Neural Networks [Text] / Ajit K. Sahoo, Yonghong Zhang, Ming J. Zuo // Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering. –2008. – P. 1751–1754.

3. Influence of crack length on crack depth by current potential drop technique [Text] / Raja Manoj, T. Jayakumar, S. Mahadevanxye [et al.] // Measurement Science and Technology. -2010. - N = 21. - P. 1-6.

4. Depth estimation of steel cracks using image processing and laser techniques [Text] / Hesham M. Shehata, Yasser S. Mohamed, Mohamed Abdellatif [et al.] // Alexandria Eng. J. – 2018. – No. 57 (4). – P. 2713–2718.

5. Streza, Mihaela. Depth estimation of surface cracks on metallic components by means of lock-in thermography [Text] / Mihaela Streza, D. Dadarlat, Fedala Yasmina // Rev. Sci. Instrum. – 2013. – No. 7. – P. 1-8.

6. Бурау, Н. І. Розпізнавання технічного стану об'єктів на основі штучних нейронних мереж [Текст] / Н. І. Бурау, О. В. Зажицький. – К. : НАУ, 2014. – 112 с.

7. Lu, Sun. Weighted neighborhood pixels segmentation method for automated detection of cracks on pavement surface images [Text] / Sun Lu, Mojtaba Kamaliardakani, Yongming Zhang // J. Comput. Civil Eng. - 2016. – No. 30 (2). – P. 1–11.

8. Improved Crack Detection and Recognition Based on Convolutional Neural Network [Text] / K. Chen, A. Yadav, A. Khan [et al.] // Model. Simul. Eng. – 2019. – Vol. 2019. – P. 1–8.

9. Jung, J. K. Artificial neural network-based automated crack detection and analysis for the inspection of concrete structures [Text] / J. K. Jung, K. Ah-Ram, L. Seong-Won //Applied science. – 2020. – No. 10. – P. 1-13.

10 Kingma, D. P. ADAM: A Method for stochastic optimization [Text] / D. P. Kingma, J. L. Ba // 3rd International conference for learning representations. – San Diego, 2015. – P. 1–15.

References (BSI)

1. A deliverable of the EASA AI Roadmap. EASA Concept Paper: First usable guidance for Level 1 machine learning applications, 2021. 145 p. Available at: https://www.easa.europa.eu/easa-concept-paper-firstusable-guidance-level-1-machine-learning-applicationsproposed-issue-01pdf. (accessed 15.03.2021).

2. Sahoo, A. K., Yonghong, Z., Zuo, M. J. Estimating crack size and location in a steel plate using ultrasonic signals and CFBP neural networks. *Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering*, 2008, pp. 1751–1754.

3. Manoj, Raja., Jayakumar, T., Mahadevan, S., Purna, Chandra Bhagi., Shiba, Behera. Influence of crack length on crack depth by current potential drop technique. *Measurement Science and Technology*, 2010, no. 21, pp. 1-6.

4. Hesham, M. Shehata., Yasser, S. Mohamed, Mohamed, Abdellatif., Taher, H. Awad. Depth estimation of steel cracks using image processing and laser techniques. *Alexandria Eng. J.*, 2018, no. 57 (4), pp. 2713–2718.

5. Streza, Mihaela., Dadarlat, D., Yasmina, Fedala. Depth estimation of surface cracks on metallic components by means of lock-in thermography. *Rev. Sci. Instrum*, 2013, no. 84 (7), pp. 1-8.

6. Burau, N. I., Zazhyts'kyy, O. V. *Rospiznavania technichnogo stanu objectiv na osnovi shtuchnych neironich merezh* [Recognition of objects technical condition on the base of artificial neural networks], Kyiv, NAU Publ., 2014. 112 p.

7. Lu, Sun., Kamaliardakani, Mojtaba., Zhang, Yongming. Weighted neighborhood pixels segmentation method for automated detection of cracks on pavement surface images. *J. Comput. Civil Eng.*, 2016, no. 30 (2), pp. 1–11.

8. Chen, K., Yadav, A., Khan, A., Meng, Y., Zhu, K. Improved Crack Detection and Recognition Based on Convolutional Neural Network. *Model. Simul. Eng.*, 2019, vol. 2019, pp. 1–8.

9. Jung, J. K., Ah-Ram, K., Seong-Won, L. Artificial neural network-based automated crack detection and analysis for the inspection of concrete structures. *Applied science*, 2020, no. 10(22), pp. 1–13.

10. Kingma, D. P., Ba, J. L. ADAM: A Method for stochastic optimization. *3rd International conf. for learning representations*, San Diego, 2015, pp. 1–15.

Надійшла до редакції 31.05.2021, розглянута на редколегії 20.08.2021

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ КОНТРОЛЯ ПОЯВЛЕНИЯ И РАЗВИТИЯ ТРЕЩИН В АВИАЦИОННЫХ КОНСТРУКЦИЯХ

Н. И. Бурау, С. С. Юцкевич, А. И. Компанец

Своевременное выявление усталостной трещины на конструктивных элементах самолета является основной задачей в контексте обеспечения безопасной эксплуатации ВС по принципу допустимого повреждения. В связи с этим большое внимание в авиации уделяется методам неразрушающего контроля, что требует применения специального оборудования с привлечением высококвалифицированного персонала. Однако сейчас можно наблюдать, что для упрощения процесса выявления трещины и минимизации ошибки человека предпочтение отдается технологиям, способным обучаться выявлять дефекты. Технология самообучения заложена в программе по выявлению трещин, принцип работы которой основан на использовании нейронной сети. Это позволяет повысить чувствительность выявления дефектов в пределах, определяемых техническими характеристиками оборудования, используемого для мониторинга состояния конструкции. В отличие от многих других систем обнаружения повреждений на основе машинного обучения, система, разработанная в данной работе, может обнаружить и измерить трещины без использования сложных датчиков. Однако предложенная система требует наличия устройства для фотофиксации. По сравнению с аналогичными визуальными системами, разработанная система может работать с очень шумными изображениями и при этом обнаруживать трещины до 0,3 мм. Для этого используется веб-камера из сегмента среднего класса с характеристиками разрешения 1920х1080, что делает технологию доступной. Все модификации в конструкционной схеме камеры были связаны с изменением фокусного расстояния, реализованного путем смещения линзы относительно матрицы. Для усталостных испытаний использовались компактные образцы из дюралюминиевого сплава Д16Т с боковым концентратором. Циклическое нагружение проводилось при постоянной амплитуде на изгиб с коэффициентом асимметрии R=-1. Для измерения длины трещин на обработанных изображениях была разработана программа визуального контроля на основе сверточной нейронной сети и алгоритма скользящего окна. Для обучения алгоритма было использовано около 4000 образов. Алгоритм скользящего окна последовательно анализирует небольшие области изображения. Одна за другой области изображения выбираются и отслеживаются на наличие трещин с помощью сверточной нейронной сети. Области с обнаруженными трещинами запоминаются алгоритмом скользящего окна, а в конце работы системы они объединяются и отображаются для маркировки трещин на полном изображении с целью верификации дефекта человеком.

Ключевые слова: усталость; трещин; неразрушающие методы контроля; нейронная сеть.

ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ КОНТРОЛЮ ПОЯВИ І РОЗВИТКУ ТРІЩИН В АВІАЦІЙНИХ КОНСТРУКЦІЯХ

Н. І. Бурау, С. С. Юцкевич, А. І. Компанець

Своєчасне виявлення втомної тріщини на конструктивних елементах літака є основним завданням в контексті забезпечення безпечної експлуатації ПС за принципом допустимого ушкодження. У зв'язку з цим велика увага в авіації приділяється методам неруйнівного контролю, що вимагає застосування спеціального устаткування із залученням висококваліфікованого персоналу. Але зараз можна спостерігати, що для спрощення процесу виявлення тріщини і мінімізації помилки людини перевагу надають технологіям, здатним навчатися виявляти дефекти. Технологія самонавчання закладена в програмі з виявлення тріщин, принцип дії якої базується на роботі нейронної мережі. Це дозволяє підвищити чутливість виявлення дефектів в межах, визначених технічними характеристиками обладнання, яке використовується для моніторингу стану конструкції. На відміну від багатьох інших систем виявлення пошкоджень на основі машинного навчання, система, розроблена в даній роботі, може виявити і виміряти тріщини без використання складних датчиків. Однак запропонована система вимагає наявності пристрою для фотофіксації. У порівнянні з аналогічними візуальними системами, розроблена система може працювати з дуже зачумленими зображеннями і при цьому виявляти тріщини до 0,3 мм. Для цього використовується веб-камера з сегменту середнього класу з характеристиками дозволу 1920х1080, що робить технологію доступною. Всі модифікації в конструкційній схемі камери були пов'язані зі зміною фокусної відстані, реалізованої шляхом зміщення лінзи по відношенню до матриці. Для втомних випробувань використовувалися компактні зразки з дюралюмінієвого сплаву Д16Т з боковим концентратором. Циклічне навантаження проводилося при постійній амплітуді на вигин з коефіцієнтом асиметрії R = -1. Для вимірювання довжини тріщин на оброблених зображеннях була розроблена програма візуального контролю на основі згорткової нейронної мережі та алгоритму ковзного вікна. Для навчання алгоритму було використано близько 4000 образів. Алгоритм ковзаючого вікна послідовно аналізує невеликі області зображення. Одна за одною області зображення вибираються і відслідковуються на наявність тріщин за допомогою згорткової нейронної мережі. Області з виявленими тріщинами запам'ятовуються алгоритмом ковзного вікна, а в кінці роботи системи вони об'єднуються і відображаються для маркування тріщин на повному зображенні з метою верифікації дефекту людиною.

Ключові слова: втома; тріщина; неруйнівні методи контролю; нейронна мережа.

Бурау Надія Іванівна – д-р техн. наук, проф., зав. каф. приладів і систем орієнтації і навігації, Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського», Київ, Україна.

Юцкевич Святослав Сергійович- канд. техн. наук, доц. каф. конструкції літальних апаратів, Національний авіаційний університет, Київ, Україна.

Компанець Андрій Ігорович – аспірант каф. конструкції літальних апаратів, Національний авіаційний університет, Київ, Україна.

Nadiia Bouraou – Doctor of Technical Science, Professor, Head of Dept. of Instruments and Systems of Orientation and Navigation, National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute", Kyiv, Ukraine,

e-mail: nburau@ukr.net, ORCID: 0000-0001-6848-816X, Scopus Author ID: 55389891200,

https://scholar.google.com.ua/citations? user=YfBqGZgAAAAJ

Sviatoslav Yutskevych – Candidate of Technical Science, Associate Professor of Dept. of Aircraft Design, National Aviation University, Kyiv, Ukraine,

e-mail: yutskevych@nau.edu.ua, ORCID: 0000-0001-6650-4453.

Andrii Kompanets – PhD student, National Aviation University, Kyiv, Ukraine, e-mail: akomp22@gmail.com, ORCID: 0000-0003-0924-1188.